

基于 NExT-ERA 与 SSI-DATA 环境激励下的 低频振荡辨识方法比较

高 洁¹, 李群湛¹, 汪 佳², 王 燕¹, 周 阳¹

(1. 西南交通大学 电气工程学院, 四川 成都 610031; 2. 四川省电力公司计量中心, 四川 成都 610045)

摘要: 随着广域测量系统的应用, 采用环境激励下相量测量单元量测得到的类噪声信号进行低频振荡在线模态辨识具有很好的应用前景。针对 NExT-ERA 以及 SSI-DATA 2 种环境激励下的低频振荡辨识方法进行性能评估。简要回顾 2 种算法的基本原理; 基于算法中关键参数以及仿真条件设置不同的评估标准, 通过仿真算例的模态参数辨识对 2 种算法的性能进行分析比较; 对 2 种算法各自的优点和适用性进行评估与总结。

关键词: 低频振荡; 环境激励; 在线模态辨识; 自然激励技术; 特征系统实现算法; 随机子空间算法

中图分类号: TM 712

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2016.01.013

0 引言

随着区域电网的互联, 长距离、大容量输电成为电力系统发展趋势。由于阻尼作用的减弱, 系统在扰动情况下容易引发低频振荡, 而长时间的持续振荡将导致系统失稳甚至解列, 不利于电网的安全稳定运行^[1-2]。因此, 实时准确地得到互联电网中存在的低频模式及模态信息显得尤为必要。

相量测量单元(PMU)可以同步记录广域分布的实时响应曲线, 真实地反映系统动态, 实现了广域测量系统(WAMS)的在线监控。通过 PMU 量测信号获得系统模式及对应的模态在电力系统中得到了越来越多的重视^[3-4]。以往人们常根据系统短路、断线等大扰动下的响应数据辨识振荡信息, 但这类方法只能在电力系统发生振荡后给出警告, 不能在系统正常运行下对其动态稳定性进行评估, 其应用范围有限。而电力系统的实时响应数据, 以日常运行工况下, 系统环境或负荷变化等自然激励作为输入激励, 数据丰富, 包含系统实际工况下的振荡信息, 该信息也是对大扰动下系统振荡特性辨识的有利补充。由于环境激励下, 系统的激励信号无法测量, 仅由量测得到的类噪声信号无法估算系统的频率响应函数或脉冲响应函数, 这也体现了许多传统试验模态参数识别方法的应用局限。

基于环境激励下类噪声信号的模态识别在航空、土木、机械工程等领域早有研究。1997 年, J. W. Pierre 等人正式提出基于类噪声信号获取电力系统

振荡模式^[5]。随着 PMU 在电力系统中的广泛应用, 基于类噪声信号的低频振荡模态识别方法也得到了快速发展。在这些方法中, NExT-ERA^[6-7]算法与 SSI-DATA^[8]算法均为多输出的时域整体模态参数识别方法, 算法原理过程中都需要进行奇异值分解(SVD), 对大电网整体模态识别具有独特的优势, 满足在线应用的需要。

文献^[9-12]分别对 2 种方法的原理及适用性进行了描述和评估, 但由于不同区域电网结构的独特性, 没有任何一种方法能被明确指定为在线监测的最佳识别方法。因此, 本文将主要针对模态辨识方法的选择提供一些研究与建议, 以满足不同系统下最佳辨识。具体研究将基于以下 2 个方面: 模态辨识的准确度; 算法鲁棒性。通过在辨识过程中设置不同的采样频率、数据长度、振荡频率以及量测噪声, 对 2 种算法在参数识别方面的优点及适应性进行分析。文章首先对 NExT-ERA 和 SSI-DATA 的算法原理进行了简单的回顾, 然后对每种算法关键参数的设定以及辨识的初始条件设置进行讨论, 比较不同条件下 2 种算法辨识结果, 最后得出结论。

1 NExT-ERA 算法

NExT-ERA 算法是近年来广泛应用于环境激励下的时域整体模态识别方法。NExT 由美国 SADIA 国家实验室的 G. H. James 等提出^[13], 是一种利用环境激励近似获得系统脉冲响应的有效方法, 解决了一些模态识别方法只能以脉冲响应函数作为输入的应用限制问题。ERA^[14]是多输入多输出模态参数识别算法, 它可同时利用多组自由响应数据, 实现系统整体有效辨识。对 Hankel 矩阵进行奇异值分解, 其目的是定阶和剔除噪声。奇异值分解过程是非常耗时的, 但其可靠性较高。

收稿日期: 2015-01-13; 修回日期: 2015-11-04

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(U1134205); 国家自然科学基金面上项目(51177139)

Project supported by the Key Program of National Natural Science Foundation of China(U1134205) and the General Program of National Natural Science Foundation of China(51177139)

1.1 脉冲响应函数

分析电力系统低频振荡时,发动机转子角振动微分方程如下:

$$M\Delta\ddot{\delta}(t)+D\Delta\dot{\delta}(t)+K\Delta\delta(t)=F(t) \quad (1)$$

其中, M 为惯性常数; D 为阻尼系数; K 为同步功率常数; $\Delta\delta(t)$ 为转子角位移矢量。

环境激励下,系统在 i,j 这2点测得的转子角速度响应信号分别为 δ_i,δ_j ,则该2点信号间的互相关函数可写为:

$$R_{ij}(T)=E[\delta_i(t+T)\delta_j(t)]=\sum_{r=1}^n \frac{\phi_{ir}\phi_{jr}G_{jir}}{m_r\omega_{dr}} \exp(-\xi_r\omega_{wr}t) \sin(\omega_{dr}t+\theta_r) \quad (2)$$

其中, ω_{wr},ω_{dr} 分别为第 r 阶模态无阻尼固有频率以及有阻尼固有频率, $\omega_{wr}=\omega_{dr}\sqrt{1-\xi_r^2}$; ξ_r 为第 r 阶模态阻尼比; ϕ_{ir},ϕ_{jr} 分别为 i,j 2点的第 r 阶模态振型分量; m_r 为第 r 阶模态惯性常数; G_{jir} 为与测点和模态阶次有关的常数; θ_r 为第 r 阶相位角。

而系统受到扰动时, i 点测量的脉冲响应函数为:

$$h_i(t)=\sum_{r=1}^n \frac{\phi_{ir}G_{jir}}{m_r\omega_{dr}} \exp(-\xi_r\omega_{wr}t) \sin(\omega_{dr}t) \quad (3)$$

比较式(2)和式(3)发现两者均由一系列特征相同的正弦与余弦函数叠加而成,因此,互相关函数可以代替脉冲响应函数作为 ERA 算法的输入,进行模态参数识别。在测量点附近,发动机的转子角与电网的其他变量有一些线性耦合,例如功率潮流、电压、电压相角等,而这些状态变量的互相关函数同样可以用于模态辨识。

1.2 系统最小实现

利用 NExT 计算得到 $m \times r$ 阶脉冲响应矩阵 $\mathbf{h}(k)$,以此构造广义 Hankel 矩阵:

$$\mathbf{H}(k-1)=\begin{bmatrix} \mathbf{h}(k) & \mathbf{h}(k+1) & \cdots & \mathbf{h}(k+\beta-1) \\ \mathbf{h}(k+1) & \mathbf{h}(k+2) & \cdots & \mathbf{h}(k+\beta) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{h}(k+\alpha-1) & \mathbf{h}(k+\alpha) & \cdots & \mathbf{h}(k+\alpha+\beta-2) \end{bmatrix} \quad (4)$$

整理后有:

$$\mathbf{H}(k-1)=\mathbf{P}\mathbf{A}^{k-1}\mathbf{Q} \quad (5)$$

$$\mathbf{P}=\begin{bmatrix} \mathbf{G} \\ \mathbf{G}\mathbf{A}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{G}\mathbf{A}_1^{\alpha-1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\mathbf{Q}=[\mathbf{B}_1 \quad \mathbf{A}_1\mathbf{B}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{A}_1^{\beta-1}\mathbf{B}_1] \quad (7)$$

其中, α,β 为任意整数; \mathbf{P} 和 \mathbf{Q} 分别为广义的观测和控制矩阵。

当 $k=1$ 时,矩阵式(5)进行奇异值分解,得:

$$\mathbf{H}(0)=\bar{\mathbf{U}}\bar{\mathbf{\Sigma}}\bar{\mathbf{V}} \quad (8)$$

$$\bar{\mathbf{\Sigma}}=\begin{bmatrix} \Sigma_n & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\Sigma_n=\text{diag}(\sigma_1,\sigma_2,\cdots,\sigma_i,\sigma_{i+1},\cdots,\sigma_n) \quad (10)$$

其中, $\bar{\mathbf{U}}$ 为 $\alpha m \times \alpha m$ 维矩阵, $\bar{\mathbf{V}}$ 为 $\beta r \times \beta r$ 维矩阵,且均为正交矩阵。

为了提高辨识参数的鲁棒性,奇异值分解后,定义了一个阈值 ε ,利用阈值找到奇异值明显变小时的阶次,即为系统的阶次 $2n$ 。

$$\frac{\sigma_{2n}}{\sigma_1} > \varepsilon, \quad \frac{\sigma_{2n+1}}{\sigma_1} \leq \varepsilon \quad (11)$$

因此矩阵 $\mathbf{H}(0)$ 和它的广义逆 \mathbf{H}^+ 可以写为:

$$\mathbf{U}^T\mathbf{U}=\mathbf{I}_n=\mathbf{V}^T\mathbf{V}, \quad \mathbf{H}(0)=\mathbf{U}\Sigma_n\mathbf{V}^T \quad (12)$$

$$\mathbf{H}^+=\mathbf{U}\Sigma_n^{-1}\mathbf{V}^T \quad (13)$$

$$\mathbf{H}(1)=\mathbf{P}\mathbf{A}_1\mathbf{Q}=\mathbf{U}\Sigma_n^{1/2}\mathbf{A}_1\Sigma_n^{1/2}\mathbf{V}^T \quad (14)$$

其中, \mathbf{U} 为 $\alpha m \times 2n$ 阶左奇异向量矩阵; \mathbf{V} 为 $2n \times \beta r$ 阶右奇异向量矩阵。进一步计算得到系统最小实现的估计值:

$$\begin{cases} \mathbf{A}_1=\Sigma_n^{-1/2}\mathbf{U}^T\mathbf{H}(1)\mathbf{V}\Sigma_n^{-1/2} \\ \mathbf{B}_1=\Sigma_n^{-1/2}\mathbf{V}^T[\mathbf{I} \quad \mathbf{0}]^T \\ \mathbf{G}=[\mathbf{I} \quad \mathbf{0}]\mathbf{U}\Sigma_n^{-1/2} \end{cases} \quad (15)$$

系统最小实现过程中,主要参数变量说明如表 1 所示。

表 1 NExT-ERA 算法主要变量
Table 1 Main variables of NExT-ERA algorithm

参数	说明
r	输入(激励)点数
m	输出(测量)点数
α	能观指数(行块数)
β	能控指数(列块数)
σ_i	$\mathbf{H}(0)$ 的奇异值
ε	判定系统阶次的阈值
$2n$	系统阶次

得到系统最小实现下的状态矩阵 \mathbf{A} 后,求其特征值 λ_i 。则各个模态的有阻尼固有频率和阻尼比为:

$$\begin{cases} \omega_i=\frac{1}{2\pi}\sqrt{(\lambda_i^{\text{Re}})^2+(\lambda_i^{\text{Im}})^2} \\ \xi_i=\frac{-\lambda_i^{\text{Re}}}{\sqrt{(\lambda_i^{\text{Re}})^2+(\lambda_i^{\text{Im}})^2}} \end{cases} \quad (16)$$

2 SSI-DATA 算法

SSI-DATA 算法由 Peeters 等人于 1995 年提出^[15],并应用到仅有输出信号的模态分析中。同 NExT-ERA 算法一样,其先利用输出数据构造 Hankel 矩阵,通过矩阵计算,从系统状态空间方程中识别动态系统。该方法直接作用于时域数据,不用将时域数据转化为互相关函数,因此没有频率分辨率误差等问题,同时 SSI-DATA 算法适用于各种扰动激励下的低频

振荡模态识别,而 NExT-ERA 算法则主要适用于环境激励下的低频振荡模态识别。

环境激励下系统的输入与白噪声相近,同时考虑到实际测量中外界干扰、测量误差等因素,则此时 n 自由度系统的离散时间状态方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{C}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (17)$$

其中, \mathbf{w}_k 为 k 时刻的过程噪声; \mathbf{v}_k 为 k 时刻的测量噪声。

由 $2i+j-1$ 个输出向量构造 Hankel 矩阵:

$$\mathbf{Y}_{0,2i-1} = \begin{pmatrix} \mathbf{y}_0 & \mathbf{y}_1 & \cdots & \mathbf{y}_{j-1} \\ \mathbf{y}_1 & \mathbf{y}_2 & \cdots & \mathbf{y}_j \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{y}_{i-1} & \mathbf{y}_i & \cdots & \mathbf{y}_{i+j-2} \\ \mathbf{y}_i & \mathbf{y}_{i+1} & \cdots & \mathbf{y}_{i+j-1} \\ \mathbf{y}_{i+1} & \mathbf{y}_{i+2} & \cdots & \mathbf{y}_{i+j} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{y}_{2i-1} & \mathbf{y}_{2i} & \cdots & \mathbf{y}_{2i+j-2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{Y}_{0,i-1} \\ \mathbf{Y}_{i,2i-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{Y}_p \\ \mathbf{Y}_f \end{pmatrix} \quad (18)$$

其中, $\mathbf{y}_i = [y_{i1} \ y_{i2} \ \cdots \ y_{il}]^T$ 为系统输出的 $l \times 1$ 阶矩阵, l 为输出通道数(即假设系统有 l 个测量点同时采样), y_{ai} ($a=1, 2, \dots, l$) 为第 a 个测量点的在 i 时刻的输出。

Hankel 矩阵 QR 分解:

$$\begin{pmatrix} \mathbf{Y}_p \\ \mathbf{Y}_f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_{11} & 0 \\ \mathbf{R}_{21} & \mathbf{R}_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{Q}_1^T \\ \mathbf{Q}_2^T \end{pmatrix} \quad (19)$$

经 QR 分解后,利用正交投影原理得到投影矩阵 \mathbf{O}_i ,原始数据矩阵由原来的 $2i \times j$ 维缩减为 $i \times j$ 维。

$$\mathbf{O}_i = \mathbf{Y}_f / \mathbf{Y}_p = \mathbf{R}_{21} \mathbf{Q}_1^T \quad (20)$$

对投影矩阵进行 SVD:

$$\mathbf{O}_i = (\mathbf{U}_1 \ \mathbf{U}_2) \begin{pmatrix} \mathbf{S}_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{V}_1^T \\ \mathbf{V}_2^T \end{pmatrix} = \mathbf{U}_1 \mathbf{S}_1 \mathbf{V}_1^T \quad (21)$$

$$\mathbf{S}_1 = \text{diag}[\sigma_i], \sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_n > 0 \quad (22)$$

投影可以分解为可观矩阵 $\mathbf{\Gamma}_i$ 和卡尔曼滤波状

态序列 $\hat{\mathbf{X}}_i$ 的乘积:

$$\mathbf{O}_i = \mathbf{\Gamma}_i \hat{\mathbf{X}}_i \quad (23)$$

$$\mathbf{\Gamma}_i = \begin{pmatrix} \mathbf{C} \\ \mathbf{CA} \\ \vdots \\ \mathbf{CA}^{i-1} \end{pmatrix} = \mathbf{U}_1 (\mathbf{S}_1)^{1/2} \quad (24)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_i = \mathbf{S}_1^{1/2} \mathbf{V}_1^T \quad (25)$$

随机状态空间模型及模态参数求解,将 $\hat{\mathbf{X}}_i$ 和 \mathbf{Y}_i 代入系统状态空间方程:

$$\begin{pmatrix} \hat{\mathbf{X}}_{i+1} \\ \mathbf{Y}_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{C} \end{pmatrix} \hat{\mathbf{X}}_i + \begin{pmatrix} \mathbf{w}_i \\ \mathbf{v}_i \end{pmatrix} \quad (26)$$

采用最小二乘法计算矩阵 \mathbf{A} 、 \mathbf{C} 的渐进无偏

估计:

$$\begin{pmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{C} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{X}}_{i+1} \\ \mathbf{Y}_i \end{pmatrix} (\hat{\mathbf{X}}_i)^+ \quad (27)$$

其中, $(\hat{\mathbf{X}}_i)^+$ 为 $\hat{\mathbf{X}}_i$ 的广义逆矩阵。

得到系统的状态矩阵 \mathbf{A} 后,利用系统矩阵求解系统的模态参数,其方法与 NExT-ERA 求解过程相同,具体算法参见式(16)。

3 关键参数研究

3.1 Hankel 矩阵的维数

由算法原理可知,2 种算法均需要构造 Hankel 矩阵。矩阵维数的确定十分重要,因为这 2 个参数在很大程度上决定了模态参数识别的精度。

NExT-ERA 关于矩阵维数确定的问题在个别文献虽有提及,但没有一个统一的标准。如 Juang 等建议^[16],Hankel 矩阵的列块数 β 应至少为感兴趣模态数 M 的 10 倍,行块数 α 约为 β 的 2~3 倍;文献[17]根据前人的研究成果,建议按式(28)进行取值,并通过实例验证其有效性。

$$\begin{cases} \alpha \geq 10(2M/m) \\ \beta = \frac{2}{3} N_p \end{cases} \quad (28)$$

其中, N_p 为互相关函数的数据点数; M 为感兴趣的模态数目; m 为输出通道数目。

SSI-DATA 算法中 $2i$ 表示 Hankel 矩阵的块行数, j 是 Hankel 矩阵的列数,其中 i 是需人为确定的一个系数。文献[18]指出:理论上, i 仅需要大于能观性指数,但由于能观性指数是未知的,通常假设 i 大于系统的阶次,但 i 的选取不能选得太大,因为运算时间的长短与 i^2 成正比。如果测得输出数据长度为 h ,且该数据全部用于模态参数识别, $h = 2i + j - 1$ 。其中一个具有代表性的取值方法是:

$$i = 2 \times \frac{\text{最大计算阶数}}{\text{输出通道数}} \quad (29)$$

虽然 2 种算法对矩阵维数的评估方式不同,但它们都需要对相关矩阵行、列块数的选择进行反复调整 and 比较,才能取得较好的识别精度。因此需要额外的计算时间进行搜索,在这种情况下,SSI-DATA 算法因其 QR 分解以后,数据量缩减了一半;而 ERA 算法仅用半个周期数据也能精确地辨识系统模态参数。因此,本文将通过后面的仿真算例,对算法各自矩阵维数的最佳选取进行探讨。

3.2 系统阶次的判别

合理的阶次确定对系统模态辨识尤为重要。由于 2 种算法中均存在对系统矩阵的奇异值分解,因此可以通过奇异值跳跃法对系统阶次进行初步确定,但当奇异值从小到大排列时无明显突变,则无法

直接判断。

对于 NE_xT-ERA 算法, J. N. Juang^[7]等人引入了模态振幅相干系数(MAC)、模态相位共线性指标(MPC)和一致模态指标(CMI)等,以此来进一步区分真实模态和噪声模态,而 SSI 则通过模态置信因子(MAF)进行模态真伪筛选。本文主要根据指标 CMI 和 MAF 作为真伪辨识模态的有效判据,当某阶次下模态参数的 CMI 值或 MAF 值越大时,该阶次可认为是系统的最佳阶次。

4 仿真条件设置

4.1 采样频率

NE_xT-ERA 算法和 SSI-DATA 算法分析主要基于离散信号,要使离散信号不失真地复原连续信号,必须满足 Nyquist 采样定理,即采样率应至少大于 2 倍的最大频率分量。从理论上而言,在数字化采集过程当中,应尽可能快地减少连续信号信息的丢失。然而,对于某些系统可能存在带宽的限制,采样频率有限。因此,采样频率的合理选取能有效地防止病态数据矩阵的生成。相关文献对这 2 种算法采样频率的选取并没有统一的定义,但最有效的选取应基于系统设计规则以及良好的工程实践。NE_xT-ERA 和 SSI-DATA 2 种算法,到底哪个对采样频率的敏感度较低,这个问题也没有一个明确的界定。因此,本论文将在后面通过仿真分析对这个问题进行讨论。

4.2 数据窗口

进行在线模态估计时,真正的被测信号不得使用有限的时间测量。因此,采样窗口必须足够长,收集到的离散样本才能够捕捉连续信号的瞬态特征函数。

由于 NE_xT-ERA 算法需要首先对输出信号进行互相关函数计算,更多的周期能增强主要振荡信号的互相关性,削弱不规则噪声的影响,有利于主导振荡模式的提取。然而,较长的采样时间也有其缺陷,除了导致计算速度变慢,过长的数据窗口也可能稀释系统的瞬态特性,令时变参数更加难以捕捉,因此,导致系统动态特性不能准确地被估计。文献[17]通过实验验证,数据窗口长度不宜过大,应至少大于第一阶自振周期 T_1 的 60 倍。

SSI-DATA 算法理论上不需要大样本数据,使用的储存空间较少。算法首先通过 QR 分解求得投影矩阵,使 Hankel 矩阵维数降低,在通过卡尔曼滤波估计求得系统状态过程中,可以得到更小的数据矩阵,使计算速度更快,但同时还保持了足够的精度。

4.3 数据预处理

大型互联网环境激励成分复杂,测量信号常受到较大干扰,且系统固有频率相对密集,因此,为了使模态识别集中处理低阶模态所在频段,常常需

要设置数字滤波器。通过滤波器对数据的预处理,可以获得较平稳的振动信号和截取有用的信息。

虽然 NE_xT-ERA 算法与 SSI-DATA 算法中均没有包含对数据的预滤波处理,但通过前面的原理描述可以发现,2 种算法均存在对系统矩阵的奇异值分解,而奇异值分解本身就像是一个维纳滤波器,能有效地将信号与噪声分离,与此同时,NE_xT-ERA 算法中,在应用 NE_xT 求互相关函数的过程中,利用不同序列的噪声相关性为零,也能消除部分噪声的影响。因此,这 2 种算法都具有很好的降噪效果。

5 算例分析及评估

尽管实际系统的结构存在差异,2 种算法在具体实施过程中参数的设置也不尽相同,但 2 种算法的性能表现及判定都基于其辨识参数与实际系统模态参数的匹配程度。本文将通过 2 种不同类型的仿真算例,对前文所提到的关键参数以及仿真条件进行不同设置,分析比较 NE_xT-ERA 算法与 SSI-DATA 算法的性能。

5.1 传递函数辨识

假设某线性系统的传递函数为:

$$G(s) = \frac{1}{s^4 + 1.7s^3 + 77s^2 + 39.4s + 1111.3} \quad (30)$$

该线性系统有 2 个模式:区间模式的频率和阻尼比分别为 $f_1 = 0.7$ Hz、 $\zeta_1 = 0.02$;本地模式的频率和阻尼比分别为 $f_2 = 1.2$ Hz、 $\zeta_2 = 0.1$ 。仿真设置如下:在传递函数的输入端加入均值为 0、方差为 1 的高斯白噪声作为输入信号,得到时间长度为 10 min、采样频率 $f_s = 100$ Hz 的输出信号。白噪声激励下的响应信号如图 1 所示,图中幅值为标么值。

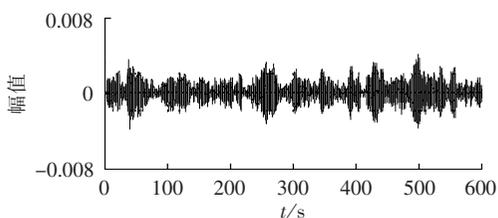


图 1 白噪声激励下的受扰轨迹
Fig.1 Disturbed trajectory under white noise excitation

5.1.1 矩阵维数设置

在 NE_xT-ERA 算法与 SSI-DATA 算法进行模态识别过程中,Hankel 矩阵行、列块数的选择非常重要,它很大程度上决定了模态参数的识别精度。然而这 2 种算法对其选取的标准却不尽相同,因此,本文首先通过相关矩阵行块数 α 、列块数 β 的不同设置,对该线性系统的输出信号进行反复的识别计算,从而发现 Hankel 矩阵中行、列块数设置对算法辨识的影响。列举部分不同矩阵维数下的辨识结果如表 2、

表 3 所示。

表 2 不同 Hankel 矩阵维数下 NExT-ERA 辨识结果
Table 2 Results of NExT-ERA identification for different Hankel matrix dimensions

行块数×列块数	模态	频率/Hz	阻尼比/%
100×200	Mode1	0.7020	0.0190
	Mode2	1.2174	0.0971
100×300	Mode1	0.7020	0.0184
	Mode2	1.2016	0.0919
100×2200	Mode1	0.7024	0.0178
	Mode2	1.0112	0.0434
200×200	Mode1	0.7018	0.0188
	Mode2	1.2265	0.0945

表 3 不同 Hankel 矩阵维数下 SSI-DATA 辨识结果
Table 3 Results of SSI-DATA identification for different Hankel matrix dimensions

行块数×列块数	模态	频率/Hz	阻尼比/%
100×200	Mode1	0.6615	-0.0264
	Mode2	1.0231	-0.0353
100×2200	Mode1	0.6997	0.0191
	Mode2	1.1833	0.1004
100×3000	Mode1	0.7003	0.0258
	Mode2	1.2091	0.0997
200×2200	Mode1	0.6974	0.0190
	Mode2	1.1539	0.1120

由表 2 可知:在行块数不变、列块数不断增大的过程中,当 β 的数值小于 8α 时, NExT-ERA 算法辨识效果较好,参数平均最大误差小于 10%,尤其当 $\alpha < \beta < 3\alpha$ 时, NExT-ERA 的辨识效果最佳,平均最大误差能降到 5%,但随着 β 的不断变大,辨识效果逐渐变差,甚至无法对部分真实模态进行识别。

由表 3 可知:随着列块数的不断增大,至少大于 20α 时, SSI-DATA 算法辨识效果越来越好,甚至趋于稳定,各参数的平均辨识误差在 10% 以内。

通过反复识别可以发现:行块数对 2 种算法识别精度的影响超过列块数的影响;按式 (31) 对 α 取值时, NExT-ERA 的辨识效果较好,且 ERA 算法仅用半个周期的数据就可以实现对系统精确辨识;对于 SSI-DATA 算法, α 的取值对计算速度的影响较大,不宜过大,参照式 (31) 进行取值同样适用。

$$\frac{1}{2} T_1 f_s m < \alpha < 2 T_1 f_s m \quad (31)$$

其中, T_1 为第 1 阶模态的振荡周期; f_s 为待分析数据的采样频率; m 为输出通道数目。

5.1.2 不同噪声设置

为了分析噪声对 2 种算法辨识结果的影响,在该算例 10 min 的输出信号中分别注入 15 dB、10 dB、5 dB 的高斯白噪声,然后进行辨识。通过前面对矩阵维数的分析,在加噪输出信号辨识过程中,对各种初始变量的设置如表 4 所示。 NExT-ERA 算法与 SSI-DATA 算法在不同噪声下的辨识结果如表 5 所示。

表 4 各算法变量的初始条件

Table 4 Initial conditions of variables for both algorithms

变量	说明
行块数 α	100
列块数 β	2α
行块数 i	100
列块数 j	$h - 2i + 1$ (h 为输入数据点数)
系统阶数 (NExT-ERA)	$2M$
系统阶数 (SSI-DATA)	$2M$
CMI	>60%
MAF	>60%

表 5 不同噪声条件下的模态识别

Table 5 Mode identification for different noise conditions

SNR/dB	模态	NExT-ERA		SSI-DATA	
		频率/Hz	阻尼比/%	频率/Hz	阻尼比/%
5	Mode1	0.7031	0.0189	0.7011	0.0292
	Mode2	—	—	—	—
10	Mode1	0.7024	0.0193	0.6978	0.0204
	Mode2	1.1558	0.1059	1.2156	0.1347
15	Mode1	0.7021	0.0191	0.6986	0.0202
	Mode2	1.2101	0.0953	1.2070	0.1143

由表 5 可知:在噪声影响下,2 种算法均能对模态参数很好地辨识;在阻尼比辨识过程中, NExT-ERA 的平均辨识精度要略高于 SSI-DATA;当 SNR = 5 dB 时,2 种算法对 Mode2 的辨识结果不满足 CMI > 60% 或 MAF > 60%,即无法对本地模态有效辨识。

5.2 4 机 2 区系统

基于 MATLAB 平台搭建 IEEE 4 机 2 区测试系统。测试系统接线图如图 2 所示,具体参数见文献 [1]。在系统负荷处施加白噪声激励,测得各发电机有功功率的输出响应数据。采样频率是 100 Hz,采样时间是 10 min。该系统存在一个频率为 0.6357 Hz 的区间振荡模式,所对应的阻尼比为 0.0131。

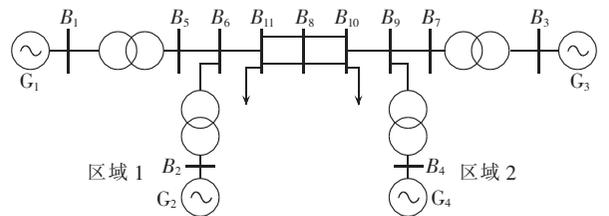


图 2 IEEE 4 机 2 区测试系统

Fig.2 IEEE 4-machine 2-area test system

5.2.1 单通道量测信号

将发电机 G_1 的有功功率输出信号作为待分析信号,各初始变量的设置如表 3 所示。为了分析采样频率以及数据时窗对 2 种算法辨识结果的影响,在 10 min、5 min、2.5 min 的固定数据时窗下,分别设置 9 种不同的采样时间间隔 T_s ,然后进行模态辨识,2 种算法的辨识结果如表 6—8 所示;同时对不同数据时窗下 2 种算法的有效辨识时间进行了统计,如表 9 所

表 6 单输出信号的模态辨识 (10 min)

Table 6 Mode identification of single-channel signal (10 min)

T_s/s	NE _x T-ERA		SSI-DATA	
	频率/Hz	阻尼比/%	频率/Hz	阻尼比/%
0.01	0.6348	0.0130	0.6363	0.0129
0.02	0.6353	0.0131	0.6364	0.0140
0.04	0.6350	0.0134	0.6359	0.0113
0.06	0.6351	0.0137	0.6358	0.0106
0.08	0.6354	0.0137	0.6355	0.0102
0.10	0.6356	0.0132	0.6354	0.0095
0.20	0.6352	0.0123	—	—
0.40	0.6355	0.0113	—	—
0.60	0.6355	0.0107	—	—

表 7 单输出信号的模态辨识 (5 min)

Table 7 Mode identification of single-channel signal (5 min)

T_s/s	NE _x T-ERA		SSI-DATA	
	频率/Hz	阻尼比/%	频率/Hz	阻尼比/%
0.01	0.6338	0.0133	0.6315	0.0135
0.02	0.6339	0.0133	0.6327	0.0119
0.04	0.6339	0.0135	0.6337	0.0109
0.06	0.6341	0.0122	0.6343	0.0117
0.08	0.6340	0.0117	0.6351	0.0113
0.1	0.6343	0.0132	0.6349	0.0113
0.2	0.6351	0.0122	—	—
0.4	0.6361	0.0122	—	—
0.6	0.6362	0.0135	—	—

表 8 单输出信号的模态辨识 (2.5 min)

Table 8 Mode identification of single-channel signal (2.5 min)

T_s/s	NE _x T-ERA		SSI-DATA	
	频率/Hz	阻尼比/%	频率/Hz	阻尼比/%
0.01	0.6304	0.0258	0.6283	0.0173
0.02	0.6304	0.0262	0.6287	0.0179
0.04	0.6304	0.0262	0.6295	0.0189
0.06	0.6291	0.0234	0.6293	0.0210
0.08	0.6280	0.0223	0.6294	0.0206
0.1	0.6294	0.0207	0.6298	0.0206
0.2	0.6294	0.0194	—	—
0.4	—	—	—	—
0.6	—	—	—	—

表 9 不同数据时窗下的计算时间

Table 9 Computation time for different data windows

算法	计算时间/s			
	数据时窗	数据时窗	数据时窗	数据时窗
	10 min	5 min	2.5 min	70 s
NE _x T-ERA	3.875	3.842	3.840	3.800
SSI-DATA	8.333	5.857	4.874	4.284

示,采样时间间隔为 0.01 s。

由表 6 可知:SSI-DATA 算法对采样频率的灵敏度要高于 NE_xT-ERA 算法,当采样时间间隔大于 0.2 s 时,SSI-DATA 甚至不能识别出 MAF>60% 的模态;2 种算法对模态频率均能有效地辨识,但随着采样时间间隔的增大,模态阻尼比的辨识误差从 1.6% 增加到 11.6%,而模态频率的辨识误差均小于 1%,

说明模态参数的辨识精度均受采样频率影响,其中模态阻尼比受影响的程度要大于模态频率。

对比表 6—8 可知:数据时窗长度对 NE_xT-ERA 算法的影响度要大于 SSI-DATA 算法,数据时窗越长,NE_xT 计算得到的互相关函数更接近于脉冲响应函数,因此模态参数辨识精度越高,当数据窗口为 2.5 min 且 T_s 为 0.4、0.6 s 时,NE_xT-ERA 开始无法辨识出 CMI>60% 的模态;随着数据时窗的缩短,2 种算法的模态辨识误差也逐渐增大,其中模态阻尼比的辨识误差要远远大于模态频率,由此可以看出 2 种算法对模态频率辨识能力更强。

由表 9 可知:针对该仿真数据,2 种算法在不同数据时窗下,模态频率的最大辨识误差为 1.5%;且在相同数据时窗下,NE_xT-ERA 的计算时间要少于 SSI-DATA。

5.2.2 多通道量测信号

NE_xT-ERA 算法与 SSI-DATA 算法均为多输出的时域整体模态参数识别方法,通过增加测量通道以提高系统模态辨识的准确度。为分析 2 种算法对多通道量测信号的整体辨识能力,将 4 个发电机的有功输出信号作为待分析信号,采样频率为 100 Hz,数据时窗为 10 min,令各算法初始变量的设置如表 3 所示,辨识结果如表 10 所示。

表 10 多输出信号的模态辨识

Table 10 Mode identification of multiple-channel signals

算法	频率/Hz	阻尼比/%
NE _x T-ERA	0.6358	0.0129
SSI-DATA	0.6350	0.0150

由表 10 可知:模态频率与阻尼比的平均辨识精度要高于单输出信号辨识,说明 2 种算法对多输出信号的模态参数能够进行较高精度的辨识;同时 NE_xT-ERA 算法的辨识精度要略高于 SSI-DATA 算法。

5.3 算法性能的综合评估

通过前面的算例仿真与分析,结合以下准则,综合比较 NE_xT-ERA 算法与 SSI-DATA 算法在不同性能上的优越性,如表 11 所示。“↑”表示性能更好,“↓”

表 11 NE_xT-ERA 算法与 SSI-DATA 算法的优点Table 11 Comparison of merits between NE_xT-ERA and SSI-DATA algorithms

准则	NE _x T-ERA	SSI-DATA
采样频率灵敏度	↓	↑
数据窗口长度	↓	↑
系统阶次确定	≈	≈
噪声灵敏度	≈	≈
数据预处理	↑	↓
多输出通道辨识	↑	↓
算法灵活性	↓	↑

表示性能相对较差,“ \approx ”表示相同。

随着电网规模的扩大,系统运行压力也逐渐增大,即使在日常运行过程中,也时刻存在负荷投切、环境激励等随机性质的小扰动,从而导致动态系统的模态特性不是很明显,因此,辨识前所进行的初始条件估计(如系统阶数等),其可信度也有所降低。在这种情况下,需要对未知系统提前进行了解,但 SSI-DATA 算法对此的依赖程度要低一些,对于时间长度较短的振荡信号,SSI-DATA 算法也相对更具优势。

与此相反,NExT-ERA 算法则更适用于已知特定系统的实时监控。与 SSI-DATA 算法同时适用于大扰动以及环境激励下的所有扰动振荡响应信号相比,NExT-ERA 算法更适用于环境激励下的类噪声信号。在进行 ERA 计算时,仅用半个周期的数据就可以精确识别出系统的模态参数,对于同组数据其计算速度相对于 SSI-DATA 更加快速。因此,利用 NExT-ERA 算法对已知系统的重点区域进行在线观察分析,能为系统实现快速有效控制提供更有力的信息。

6 结论

本文通过不同的仿真算例,对 NExT-ERA 算法与 SSI-DATA 算法的不同性能进行了详细的分析与比较。NExT-ERA 算法对系统主导模态,尤其是区间模态能实时精确地辨识;而 SSI-DATA 算法则对未知系统的模态辨识更具优势。需要强调的是,本文的分析评估完全基于特定的准则以及算法的应用。为进一步了解 2 种算法的特性,未来针对实测数据的分析将需要制定更为严苛的判定准则。

参考文献:

- [1] KUNDUR P. Power system stability and control[M]. New York, NY, USA: McGraw-Hill, 1994: 15-19.
- [2] 倪以信,陈寿孙,张宝霖. 动态电力系统的理论和分析[M]. 北京:清华大学出版社,2002:235-270.
- [3] 汪颂军,刘涤尘,廖清芬,等. 基于 EEMD-NExT 的低频振荡主导模式工况在线辨识与预警[J]. 电力自动化设备,2014,34(12): 111-116.
WANG Songjun,LIU Dichen,LIAO Qingfen,et al. Online dominant mode identification and warning based on EEMD-NExT for low-frequency oscillation in operating conditions[J]. Electric Power Automation Equipment,2014,34(12):111-116.
- [4] 郝思鹏,楚成彪,张仰飞,等. 基于多类型受扰轨迹的电力系统低频振荡分析[J]. 电力自动化设备,2014,34(12):52-57.
HAO Sipeng,CHU Chengbiao,ZHANG Yangfei,et al. Analysis of power system low-frequency oscillation based on multi-type perturbation trajectory[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014,34(2):52-57.
- [5] 鞠平,谢欢,孟远景,等. 基于广域测量信息的在线辨识低频振荡[J]. 中国电机工程学报,2005,25(22):56-60.
JU Ping,XIE Huan,MENG Yuanjing,et al. Online identification of low-frequency oscillations based on wide-area measurements [J]. Proceedings of the CSEE,2005,25(22):56-60.
- [6] PIERRE J W,TRUDNOWSKI D J,DONNELLY M K. Initial results in electromechanical mode identification from ambient data[J]. IEEE Trans on Power Systems,1997,12(3):1245-1251.
- [7] JAMES G H,CARNE T G,LAUFFER J P. The natural excitation technique for modal parameter extraction from operating wind turbines[R]. Albuquerque,NM,USA:Sandia National Laboratories, 1993.
- [8] JUANG J N,PAPPA R S. An eigensystem realization algorithm for modal parameter identification and model reduction [J]. J Guidance Control,1985,8:620-627.
- [9] BART P,ROECK D. Reference-based stochastic subspace identification for output-only modal analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,1999,13(6):855-878.
- [10] 续秀忠,华宏星,陈兆能. 基于环境激励的模态辨识方法综述 [J]. 振动与冲击,2002,21(3):1-5.
XU Xiuzhong,HUA Hongxing,CHEN Zhaoneng. Review of modal identification method based on ambient excitation [J]. Journal of Vibration and Shock,2002,21(3):1-5.
- [11] 倪敬敏,沈沉,刘锋. 基于改进随机子空间法和稳定图技术的电力系统低频机电振荡特征识别[J]. 中国科学,2012,42(6): 686-696.
NI Jingmin,SHEN Chen,LIU Feng. Estimation of the electro-mechanical characteristics of power systems based on a revised stochastic subspace method and the stabilization diagram [J]. Sci China Tech Sci,2012,42(6):686-696.
- [12] 杨德友,蔡国伟,陈家荣. 基于动态响应的机电振荡特征识别与可控性评估方法[J]. 电力自动化设备,2014,34(2):54-60.
YANG Deyou,CAI Guowei,CHAN K W. Characteristics extrstction and controllability evaluation based on dynamic respons of electro-mechanical oscillation [J]. Electric Power Automation Equipment,2014,34(2):54-60.
- [13] 常军. 随机子空间方法在桥梁模态参数识别中的应用研究[D]. 上海:同济大学,2006.
CHANG Jun. Modal parameters identification of bridgeby stochastic subspace identification method [D]. Shanghai:Tongji University,2006.
- [14] JAMES G H,CARNE T G,LAUFFER J P. The Natural Excitation Technique(NExT) for modal parameter extraction from operating structures [J]. International Journal of Analytical and Experimental Modal Analysis,1995,10(4):260-277.
- [15] COOPER J E,WRIGHT J R. Spacecraft in-orbit identification using eigen system realization methods[J]. Journal of Guidance Control and Dynamics,1992,15(2):352-359.
- [16] PEETERS B,ROECK D G,POLLET T, et al. Stochastic subspace techniques applied to parameter identification of civil engineering structures [C]//International Conference on New Advances in Modal Synthesis. Lyon,France:[s.n.],1995:234-248.
- [17] JUANG J N,PAPPA R S. An eigensystem realization-algorithm for modal parameter-identification and model-reduction[J]. Journal of Guidance,Control and Dynamics,1985,8(5):620-627.
- [18] 叶锡均. 基于环境激励的大型土木工程结构模态参数识别研究 [D]. 广州:华南理工大学,2012.
YE Xijun. Modal parameter identification of large-scale civil engineering structures based on ambient excitation [D]. Guangzhou:South China University of Technology,2012.

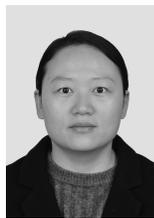
[19] 刘东霞. 基于随机子空间法的梁桥模态参数辨识[D]. 成都:西南交通大学,2008.

LIU Dongxia. Modal parameter identification of girded bridge based on stochastic subspace algorithm[D]. Chengdu:Southwest Jiaotong University,2008.

作者简介:

高 洁(1985—),女,湖北随州人,博士研究生,研究方向为电力系统稳定分析以及信号处理在电力系统中的应用(E-mail:406623439@qq.com);

李群湛(1957—),男,河北石家庄人,教授,博士研究生导



高 洁

师,博士,研究方向为牵引供电理论、电能质量控制等;

汪 佳(1985—),男,山西侯马人,工程师,硕士,主要从事电能计量及用电信息采集研究;

王 燕(1985—),女,重庆人,博士研究生,主要研究方向为电能质量分析、图像信号处理与分析;

周 阳(1987—),男,四川泸州人,博士研究生,研究方向为电能质量分析、供变电技术。

Comparison of low-frequency oscillation identification between NExT-ERA and SSI-DATA ambient excitation methods

GAO Jie¹, LI Qunzhan¹, WANG Jia², WANG Yan¹, ZHOU Yang¹

(1. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;

2. Sichuan Electric Power Company & Measuring Center, Chengdu 610045, China)

Abstract: Along with the application of wide-area measurement system, it is of good application prospect to apply the noise-like signals measured by the phasor measurement units under ambient excitation to online identify the modes of low-frequency oscillation. The performances of low-frequency oscillation identification based on NExT-ERA and SSI-DATA ambient excitation methods are assessed. The basic principles of two corresponding algorithms are briefly reviewed, different assessment criteria are set according to their key parameters and simulation conditions, their performances are compared based on the simulative results of modal parameter identification, and their merits and applicability are summarized.

Key words: low-frequency oscillation; ambient excitation; online modal identification; NExT; ERA; SSI-DATA

(上接第88页 continued from page 88)

CHEN Jianguo, XU Changbao, GAO Jipu, et al. Application and research of the electronic transformer for the digital transformer protection[J]. Southern Power System Technology, 2012, 6(5):105-109.

作者简介:

马 静(1981—),男,山西阳泉人,副教授,博士后,研究方向为电力系统保护与控制(E-mail:hdmajing@aliyun.com);

张保好(1988—),女,吉林吉林人,硕士研究生,主要研



马 静

究方向为电力系统广域继电保护(E-mail:yutou1221@163.com);

马 伟(1989—),男,陕西渭南人,硕士研究生,研究方向为电力系统广域继电保护(E-mail:jnyz-mawei@163.com);

王增平(1964—),男,河北石家庄人,教授,博士研究生导师,博士,主要从事微机保护、变电站综合自动化等方面的研究

(E-mail:wangzp1103@aliyun.com)。

Topology error identification of power grid

MA Jing, ZHANG Yuyu, MA Wei, WANG Zengping

(State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: A method of topology error identification based on the road-loop equation is proposed, which uses the constraints of network topology and Kirchhoff laws to establish the road-loop equation and calculate the branch current according to the synchronous electrical measurements provided by PMU (Phasor Measurement Unit). With the consideration of various topological errors and bad data, the topological information and the branch current measurements are verified according to the difference between derived and measured values. The simulative results of IEEE 9-bus system and IEEE 39-bus system show that, the proposed method has good adaptability, reliability and fault-tolerance capability.

Key words: road-loop equation; topology error identification; PMU; bad data; topology; fault tolerance